

# 신호 검출을 위한 적응형 신경망 필터에 관한 연구

## A Study on the Adaptive Neural Network Filter for Signal Detection

안 종 구\*, 추 형 석\*

Chong Koo An\*, Hyung Suk Chu\*

### 요약

본 논문에서는 다층 신경회로망의 구조를 가지며, 백프로퍼게이션 학습 알고리즘을 이용한 적응신호처리 시스템을 구현하였다. 최소자승 알고리즘을 이용한 적응 잡음 제거기는 기준 신호와 잡음과의 상관도에 영향을 많이 받고, 정보 신호가 잡음에 비하여 상대적으로 작은 경우에 한계를 보이고 있다. 이와 같은 잡음에 대하여 본 논문에서 제안된 시스템은 좋은 성능을 보인다. 또한, 은닉층의 수와 노드 수를 다르게 구성했을 경우에 시스템의 출력에 미치는 결과에 대하여 분석하였다. 제안된 적응 신호처리 시스템의 장점을 알아보기 위하여 성능 평가의 기준이 되는 최소자승 알고리즘을 이용한 시스템과 비교하였다.

### Abstract

In this paper, the adaptive noise canceler using neural network with backpropagation is designed. The adaptive noise canceler using the least mean square algorithm has the large correlativity of the reference signal. The performance of the adaptive noise canceler shows the limitation when the information signal is relatively small to the noise. The system proposed in this paper plays an important role in denoising these signals. In addition, the experiments are carried out to analyze the effects of the number of hidden layers and nodes about the system. The performance of the proposed adaptive noise canceler is compared with that of the system which is used the least mean square algorithm.

**Key Words** : adaptive noise canceler, neural network, backpropagation algorithm

### I. 서론

신호처리의 가장 기본적인 목적의 하나로 본래의 신호에 잡음이 첨가될 경우, 측정된 신호로부터 본래의 신호를 찾아내는 것을 들 수 있다. 이러한 경우 측정된 신호에 어떠한 처리를 하여 그 중에서 필요한 성분만 추출해 내어야 하는데, 입력신호는 확정 신호이지만 변동하는 경우, 혹은 입력신호가 확률 과정으로 그 통계적 성질이 변화하는 경우 등에는 시스템에 요구되는 특성을 설계 단계에서 완전히 규정하는 것은 불가능하다. 이러한 경우의 신호처리에서는 환경의 변화에 따라 시스템의 특성이

변화하는 적응 신호처리 시스템이 필요하다. [1][2] 신호처리 분야에서 많이 이용되고 있는 신경회로망(Neural network)은 비선형적 처리 단위인 뉴런(Neuron)으로 구성 되기 때문에 입력 신호의 비선형적인 환경 처리에 유용하고, 학습신호에 따라 신호의 통계적 특성을 쉽게 추출할 수 있으며, 학습능력 또한 뛰어나다. 이러한 신경회로망에서 은닉층의 수와 각 은닉층의 노드 수가 학습율과 시스템 출력값에 어떠한 영향을 주고 있는가에 대하여 연구가 계속 진행되고 있다[3][4].

본 논문에서는 어떠한 비정적(Nonstationary) 수신신호에서 신호 대 잡음비를 높이기 위하여 다층 신경회로망 구조를 갖고 백프로퍼게이션 알고리즘으로 가중치 벡터를 개선시키는 적응 필터(Adaptive filter)로 구성된 적응 잡음제거기(Adaptive noise canceler)를 구현하였다. 여기에서 한 개의 은닉층을 갖는 구조와 여러 개의 은닉층으로 구성된 신경회로망이 시스템 출력에 미치는 영향과

\*울산대학교 전자공학과

접수 일자 : 2003. 8. 27      수정 완료 : 2004. 3. 29

논문 번호 : 2004-4-5

※이 논문은 2004년도 울산대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음

각 은닉층에서 노드 수의 영향을 분석하였으며 제안된 시스템의 성능을 알아보기 위하여, 자승평균 알고리즘의 적응잡음제거기를 이용하여 수신신호에 섞인 잡음을 제거할 수 있는 신호 대 잡음비와 잡음제거효과를 실험을 통하여 확인하였다.

서론에 이어 2절에서는 시스템구조에 관하여 개략적으로 언급하였고, 3절에서는 백프로퍼게이션 알고리즘에 대하여 언급하였다. 4절과 5절에서는 실험에 대하여 설명하고, 제안한 알고리즘의 실험결과를 비교하였고, 6절에서 결론을 맺었다.

## II. 시스템구조

### 1. 적응 잡음 제거기

적응 잡음 제거기는 어떠한 신호에서 신호 대 잡음비를 높이기 위하여 적응 신호처리 알고리즘을 이용하여 입력 신호에서 잡음을 제거하는 신호처리 시스템이다. 일반적으로 수신 신호에서 잡음을 제거하는 방식은 출력측에서 잡음의 평균 전력이 오히려 증가하는 결과가 나올 수 있다[5]. 그러나 필터링과 연산 과정에서 적응 신호처리의 제어가 잘 이루어지면 아주 뛰어난 성능을 얻을 수 있다. 그림 1에서 적응 잡음 제거기의 구조를 보였다. 여기서 적응 잡음 제거기에 입력되는 신호는 주센서(Primary sensor)와 기준센서(Reference sensor)에서 출력되는 2개의 신호가 사용된다.[6] 기준센서에서 출력되는 신호는 정보신호  $s(n)$ 과는 상관성이 없고, 잡음  $v_0(n)$ 과는 상관성이 있는 신호인  $v_1(n)$ 이다. 예러값은 적응 필터의 가중치 벡터를 경신하는데 이용되고, 또한 시스템의 출력신호와 같다. 그림 2에서는 잡음을 제거하기 위한 기준신호가 따로 필요한 구조와는 달리, 잡음이 섞인 수신신호가 주센서(Primary sensor)와 기준센서(Reference sensor)로 입력되는 시스템 구조를 보였다. 수신신호에서 적응 필터의 출력값을 빼 예러값은 가중치 벡터를 경신시키는데 이용되고 시스템 출력은 적응 필터의 출력값과 같다. 그림 2에서 신경망을 이용하여 제안한 적응 필터는 다음 절에서 언급하였다.

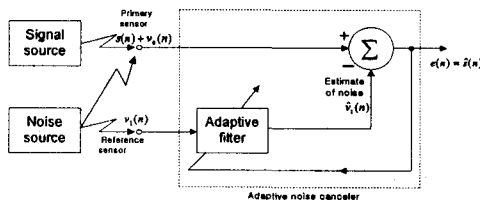


그림 1. 적응 잡음 제거기의 구조  
Fig. 1. The adaptive noise canceler

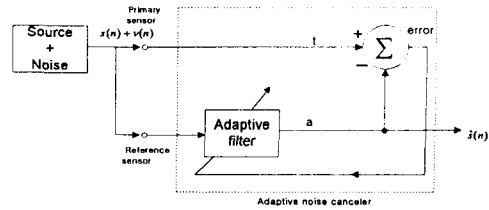


그림 2. 신경망을 이용한 적응잡음제거기  
Fig. 2. adaptive noise canceler using neural network  
2. 신경망을 이용한 적응 필터 구조

본 논문에서 제안한 신경망은 입력 신호를 전방으로 전개시키면서 출력값을 얻는 피드백이 없는 구조이고, 각 층의 노드들은 인접한 층의 각 노드와 연결 되지 않고 바로 앞의 노드와만 연결되며, 로그시그모이드(Log-sigmoid) 함수와 선형(Linear) 함수로 구성된다. 이와같은 구조를 갖는 신경회로망은 함수 근사화(Function Approximation)를 위한 네트워크로서 많이 사용되고 있으며, 네트워크 파라미터(Network parameter)들의 개선값에 대하여 네트워크 응답은 유연하게 반응하기 때문에 은닉층에서 충분한 노드 수가 주어지면 거의 모든 함수를 근사화 시킬수 있다.[7] 그림 3에서 입력신호는 R번 지연되어서 첫 번째 은닉층의 바로 앞 노드로 입력된다. 은닉층의 전달함수는 백프로퍼게이션 알고리즘으로 학습되는 다층 신경망 구조에서 많이 이용되고 있는 로그시그모이드 함수를 이용하였고, 각 노드의 출력은 인접 층의 앞 노드에서만 연결된다. 그리고 한 개의 은닉층을 갖는 시스템과 여러 개의 은닉층을 갖는 시스템을 각각 구성 하였다. 출력층은 한 개의 노드로 구성되고 은닉층의 각 노드의 값을 합하는 역할을 한다. 전달 함수는 선형 함수를 이용하였고, 여기서 시스템의 출력을 얻을 수 있다. 여기서 제안한 신경망의 가중치 벡터는 백프로퍼게이션 알고리즘을 적용하여 갱신하였고, 3장에서 백프로퍼게이션 알고리즘에 대한 설명과 수식적 표현을 언급하였다.

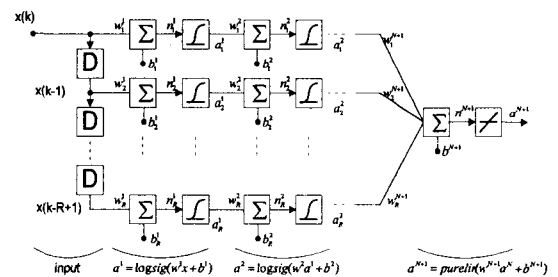


그림 3. 적응필터의 신경회로망 구조  
Fig. 3. Neural network of adaptive filter

### III. 백프로퍼게이션 알고리즘

백프로퍼게이션 알고리즘은 최소자승(Least mean square) 알고리즘의 비선형적인 확장이며, 다층 신경회로망을 학습하는데 이용된다. 단층 신경회로망에 적용되는 최소자승 알고리즘에서처럼 최급강하법(Steepest descent method)을 이용하기는 하지만 미분을 구하는 방법은 서로 다르다. 단층(Single-layer)에서는 에러(error)값이 가중치(Weight) 벡터에 대한 선형적인 함수관계에 있기 때문에 쉽게 계산되지만, 비선형 전달함수를 갖는 다층(Multi-layer)에서는 가중치 벡터와 에러 사이의 관계가 복잡하므로 편미분(Chain-rule)을 여러번 반복적으로 적용하여 에러값을 구한다. 또한 감도(Sensitivity)를 구할 때에는 마지막 층으로부터 계산해야 하므로 백프로퍼게이션이라는 용어가 생겨났다. 은닉층을 가진 다층 신경회로망에서 백프로퍼게이션 학습 알고리즘을 사용함으로써 선형 분리 문제 뿐만 아니라 여러 가지 문제점들을 해결할 수 있었다[3][5].

백프로퍼게이션 알고리즘의 순서도를 그림 4에 보였고, 기본원리는 다음과 같다. 입력층의 각 노드에 입력 패턴을 주면, 입력 신호는 각 노드에서 변환되어 중간층에 전달되고 최후에 출력층에서 신호를 출력한다. 여기서 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여나가는 방향으로 연결강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조정해 나간다.

위 과정을 순서에 따라 식으로 표현하면 다음과 같다. 먼저 전향 방향(Forward Propagation)으로 전개시키면서 시스템 출력을 구하면

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1}a^m + b^{m+1}) \quad m = 0, 2, \dots, M-1 \quad (1)$$

여기서, a는 각 뉴런의 출력을 나타내고, b는 바이어스, 전달함수는 f로 표시하고, W는 가중값이다.

첫 번째 층의 노드는 외부 입력을 갖으며 위 (1)식의 시작점이고, 마지막 층에서 뉴런의 출력은 네트워크 출력을 나타낸다. 다음으로 목표(Target) 값과의 차에 의한 에러값은 식 (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$\hat{F}(X) = (t(k) - a(k))^T (t(k) - a(k)) = e^T(k) e(k) \quad (2)$$

여기서  $\hat{F}$ 는 제곱평균오차(Mean square error)를 표시하고, X는 네트워크 가중값과 바이어스의 벡터이고, t는 목표값이다.

$\hat{F}(X)$ 에 대한 최급강하법을 적용하면 다음과 같이 표현된다.

$$w_{i,j}^m(k+1) = W_{i,j}^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{i,j}^m} \quad (3)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m} \quad (4)$$

여기서  $\alpha$ 는 학습율을 나타낸다.

위 식 (3),(4)에서 미분성분을 구하기 위하여 편미분을 이용하여 표현하면 식(5),(6)과 같다.

$$\frac{\partial \hat{F}}{\partial b_i^m} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} \quad (5)$$

$$\frac{\partial \hat{F}}{\partial w_{i,j}^m} = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \times \frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} \quad (6)$$

여기에서 각 층에서 네트워크 입력에 대한  $\hat{F}$ 값의 영향을 감도(Sensitivity)로 정의하고, 식 (7)과 같이 표현할 수 있다.

$$s_i^m = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_i^m} \quad (7)$$

위 식 (5),(6)에서  $n_i^m$ 은 식 (8)과 같으므로 네트워크 가중값과 바이어스에 대한 네트워크 입력의 영향은 식 (9)와 같이 표현할 수 있다.

$$n_i^m = \sum_{j=1}^{s^{m-1}} w_{i,j}^m a_j^{m-1} + b_i^m \quad (8)$$

$$\frac{\partial n_i^m}{\partial w_{i,j}^m} = a_j^{m-1}, \quad \frac{\partial n_i^m}{\partial b_i^m} = 1 \quad (9)$$

따라서 식 (3),(4)식은 다음과 같이 표현된다.

$$w_{i,j}^m(k+1) = W_{i,j}^m(k) - \alpha s_i^m a_j^{m-1} \quad (10)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha s_i^m \quad (11)$$

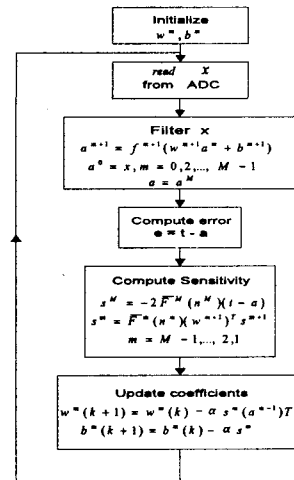


그림 4. 백프로퍼게이션 알고리즘의 순서도  
Fig. 4. The flowchart of backpropagation algorithm

### IV. 실험

실험을 위한 입력에는 그림 5에서 보인 비정적(nonstationary) 신호를 입력하고, 잡음으로는 가우시안(Gaussian) 신호를 이용하여, 각각 1100개의 표본(sample)을 취하였다. 실험의 진행은 입력의 신호 대 잡음비를 10dB에서 -26dB까지 변화시키면서 입력잡음에

대한 출력에서의 잡음비를 1100개의 값( $t = 1 \sim 1100$ )의 전구간에 대하여 계산하였다. 우선 많이 이용되고 있는 최소자승(Least mean square) 알고리즘을 이용한 적응잡음 제거기(Adaptive noise canceler)의 잡음 제거 성능을 실험하였다. 여기에서 적응 필터(adaptive filter)는 FIR(finite impulse response) 필터의 구조를 갖고, 기준신호로는 정보신호에 섞인 잡음을 미리 알고 있다는 가정하에 상관도를 변화시키면서 성능을 비교하였으며, 가중치벡터의 수를 3, 8, 16개의 경우에 대하여 실험하였고 학습율은 0.01로 하였다.

제안된 시스템에서 입력신호는 목표신호와 기준신호로 이용되고, 적응 필터를 구성하는 신경회로망은 전체 노드수를 같게 하여 은닉층의 수를 변화시키면서 성능을 비교하였다. 다시 말하면 한 개의 은닉층을 갖는 구조의 노드들을 여러 개의 은닉층으로 나누어 구성하였고, 또한 각 은닉층에서 노드 수의 영향을 알아보기 위하여 노드수를 다르게 하였고, 신경회로망에 대한 학습율은 0.01로 하였다. 실험을 위한 신경회로망은 한 개에서 세 개까지 은닉층의 수를 다르게하고, 각 은닉층에서의 노드 수는 6, 12, 18개로 구성된 경우에 대하여 실험하였다. 그림 6에는 세 개의 은닉층으로 구성된 신경회로망을 보였다.

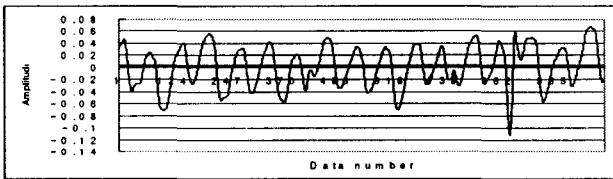


그림 5. 비정적 정보신호

Fig. 5. The nonstationary source signal

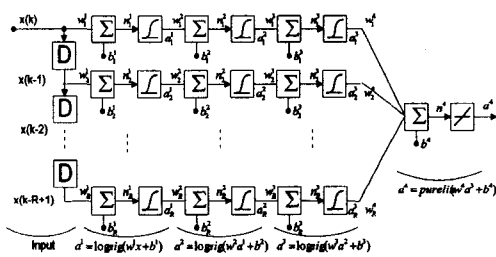


그림 6. 세 개의 은닉층을 갖는 신경회로망

Fig. 6. The neural network with three hidden layers

## V. 성능분석

### 1. 최소자승 알고리즘을 이용한 적응잡음제거기

기준신호는 정보신호에 섞인 잡음  $v(n)$ 을 이용한 경우와  $v(n)+0.7 \times v(n-1)$ ,  $v(n)+0.4 \times v(n-1)$ ,  $v(n)+0.1 \times v(n-1)$ 과 같이 상관도에 변화를 주어 입력하였다. 실험 결과는 그림 7에서처럼 가중치벡터 3개를 이용하였을 경우, 상관도가 가장 큰 기준신호  $v(n)$ 은 신호 대 잡음비가 -11dB 정도의 잡음까지 잡음 제거 효과가 점차적으로

증가하면서 최고값 16.3dB의 잡음제거 효과 있었고, -11dB 보다 큰 잡음에서는 한계를 보였다.

상관도를 달리한 기준신호  $v(n)+0.1 \times v(n-1)$ 을 입력하였을 때, -11dB의 신호 대 잡음비에서 16dB의 잡음제거 효과가 있었고, 상관도가 더 낮은 기준신호  $v(n)+0.4 \times v(n-1)$ 에서는 14.7dB, 상관도가 가장 낮은 기준신호  $v(n)+0.7 \times v(n-1)$ 일 경우에는 4.4dB의 잡음제거 성능을 보이는 것처럼 상관도가 낮은 기준신호일수록 잡음제거 효과가 좋지 않음을 확인할 수 있었다. 또한 잡음을 제거할 수 있는 신호 대 잡음비 역시 기준신호  $v(n)+0.7 \times v(n-1)$ 에서 -8dB 이상의 잡음에 대하여 한계를 보이는 것처럼, 상관도가 낮은 기준신호일수록 잡음 제거 가능한 신호 대 잡음비가 낮아짐을 알 수 있었다.

가중치벡터의 수를 크게 하여 실험한 결과는 그림 8과 그림 9와 같이,  $v(n)$ 보다 상관도가 낮은 기준신호를 입력하였을 경우에 잡음 제거 효과와 잡음 제거 가능한 신호 대 잡음비는 현저하게 낮아짐을 알 수 있었다. 따라서 가중치벡터 수의 증가는 잡음 제거 성능이 개선되지 않음을 확인할 수 있었다. 또한, 그림 10에서는 가중치 벡터 3개일 경우에 -1dB의 잡음이 추가된 입력신호에 대하여 7.4dB의 잡음제거 효과가 보이는 출력신호를 시간영역에서 나타내었다.

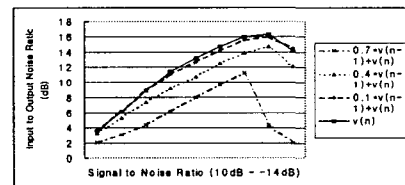


그림 7. 가중치벡터 3개 일때의 입력대출력잡음비

Fig. 7. The input to output noise ratio (3 weights)

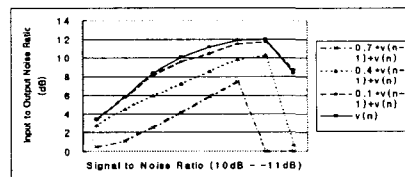


그림 8. 가중치벡터 8개 일때의 입력대출력잡음비

Fig. 8. The input to output noise ratio (8 weights)

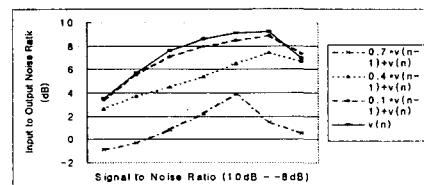


그림 9. 가중치벡터 16개 일때의 입력대출력잡음비

Fig. 9. The input to output noise ratio (16 weights)

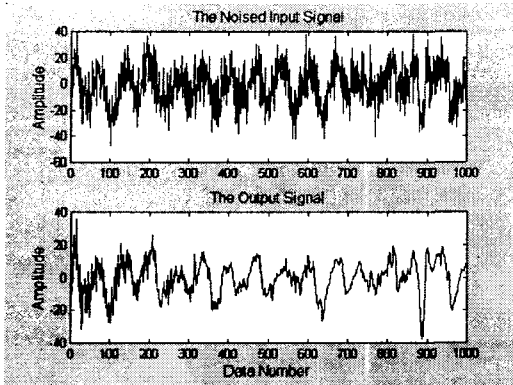


그림 10. 잡음이 추가된 입력신호(-1dB)와 출력신호(7.4dB)의 시간영역 표현

Fig. 10. The time domain representation of the noised input signal(-1dB) and the output signal(7.4dB)

2. 백프로퍼게이션 알고리즘을 이용한 적응잡음제거기

은닉층에서의 전체 노드 수가 6개일 때 실험한 결과는 그림 11과 같이, 은닉층이 1개일 때 신호 대 잡음비가 -5dB에서 약 7.3dB의 잡음제거 효과를 보이면서 증가하다가 -5dB 이상의 잡음에 대해서는 점차 감소함을 보였다. 그리고, 은닉층을 2개로 구성하였을 경우는 신호 대 잡음비가 -17dB의 잡음에 대하여 12.9dB의 잡음 제거 성능을 보였고, 은닉층이 3개일 경우는 신호 대 잡음비가 -26dB의 잡음에서도 16.5dB의 잡음 제거 효과를 보이면서 증가하였고, 같은 신호 대 잡음비에서 은닉층이 2개일 때는 4.6dB, 은닉층의 수가 1개일 때는 3dB의 잡음 제거 성능을 보였다. 그러므로 은닉층의 수를 크게 하여 신경회로망을 구성하였을 경우에 잡음 제거 성능이 크게 개선됨을 확인할 수 있었고, 최소자승 알고리즘을 이용한 실험에서 가중치벡터의 수가 3개일 때와 비교하여 잡음 제거 가능한 신호 대 잡음비가 -11dB에서 -26dB로 증가하였음을 알 수 있었다. 그리고, 신호 대 잡음비가 10dB의 작은 잡음에서는 은닉층이 1개일 경우에 -5.1dB, 은닉층이 2개일 때는 -7.9dB, 은닉층이 3개에서는 -8.8dB와 같이 입력 잡음에 대하여 출력에서 오히려 잡음이 증가되는 결과를 나타내었다.

그림 12에서는 전체 노드 수가 12개일 경우의 결과를 보였다. 노드 수가 증가할수록 -5dB 이상의 큰 잡음에는 잡음 제거 효과가 낮아졌고, -5dB 이하의 잡음에 대하여는 약간의 개선되는 것을 볼 수 있었다. 노드 수를 18개로 크게 하였을 경우에는 12개의 노드 수에서처럼 노드 수 6개에 비교하여 -5dB 이상의 잡음에서는 더 낮은 잡음 제거 성능을 나타내었고, -5dB 이하의 작은 잡음에서는 개선된 잡음 제거 성능을 그림 13에서 확인할 수 있었다.

그림 14에서는 -11dB의 잡음이 추가된 입력신호에 대하여 한 개의 은닉층을 이용하였을 경우의 출력신호와

세 개의 은닉층을 이용하였을 경우의 출력신호를 시간영역에서 보였다. 여기서 한 개의 은닉층으로 구성된 신경망의 출력신호는 4.3dB의 잡음제거 효과가 있었고, 세 개의 은닉층으로 구성된 신경망의 출력신호는 11.5dB의 잡음제거 효과가 있었다.

제한한 시스템에서 은닉층의 수를 다르게 구성하였을 때 연산 속도 부분에 대하여 비교 실험한 결과를 표 1에 보였다. 제한한 시스템이 세 개의 은닉층으로 구성됐을 경우의 연산수와 한 개의 은닉층으로 구성됐을 경우의 연산수를 비교하여 보면 덧셈 연산수는 10.7%, 곱셈 연산수는 12.5%정도 증가함을 보였다. 여기서 은닉층의 수를 다르게 구성한 시스템에서 전체 노드수는 같으나 가중치 벡터를 개선하는 과정에서 복잡도가 증가함을 확인할 수 있었다.

표 1. 제안한 시스템의 연산 속도 비교

Table 1. The comparison of computational complexity of the proposed system

연산 속도 비교	은닉층 1개	은닉층 2개	은닉층 3개
덧셈 연산수	48355	50800	52200
곱셈 연산수	68140	75000	80600

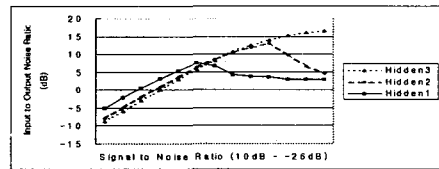


그림 11. 노드 수 6개 일때의 입력대출력잡음비  
Fig. 11. The input to output noise ratio (6 nodes)

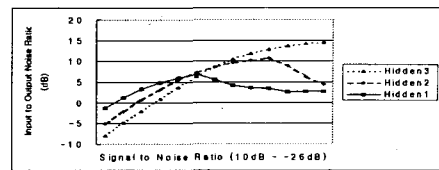


그림 12. 노드 수 12개 일때의 입력대출력잡음비  
Fig. 12. The input to output noise ratio (12 nodes)

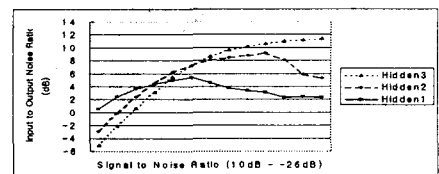


그림 13. 노드 수 18개 일때의 입력대출력잡음비  
Fig. 13. The input to output noise ratio (18 nodes)

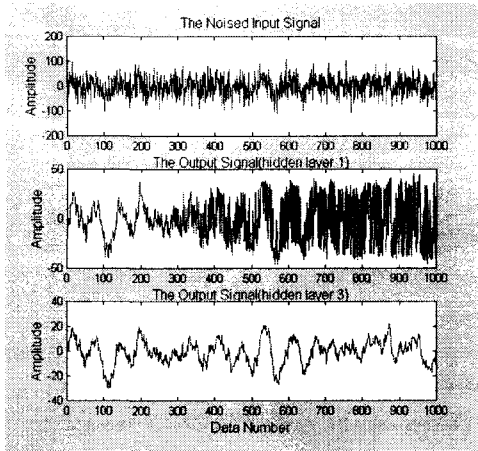


그림 14. 잡음이 추가된 입력신호와 출력신호의 시간영역 표현

Fig. 14. The time domain representation of the noised input signal and the output signal

## VI. 결론

본 논문에서는 비정적 신호에서 신호 대 잡음비를 높이기 위하여 다층 신경회로망 구조를 갖고 백프로퍼게이션 알고리즘을 이용한 적응 신호처리 시스템을 구현하였고, 한 개의 은닉층을 갖는 구조와 여러 개의 은닉층으로 구성된 신경회로망이 시스템의 출력에 미치는 영향과 각 은닉층에서 노드 수의 영향을 분석하였다. 실험결과에서 최소자승평균 알고리즘을 이용한 적응 신호처리 시스템은 기준신호의 상관도가 작을수록 잡음제거 성능이 좋지 않았고, 가중치 벡터의 수를 크게하더라도 성능이 개선되지 않음을 알 수 있었다. 백프로퍼게이션 알고리즘을 이용하여 신경망의 가중치벡터를 개선시키는 적응 잡음 제거기에 의한 실험 결과는 은닉층의 수를 크게 하여 신경회로망을 구성하였을 경우에 잡음 제거 성능이 개선됨을 확인할 수 있었고, 최소자승 알고리즘을 이용한 실험결과와 비교하여 잡음 제거 가능한 신호 대 잡음비가 -11dB에서 -26dB로 증가하였음을 알 수 있었다.

## 참고문헌

[1] Liu Tienan, Wang Ligu, Xu Baochang, Xie Aihua, Zhang Hang, "Adaptive noise canceler and its applications for systems with time-variant correlative noise", Intelligent Control and Automation, 2002. Proceedings of the 4th World Congress on , Volume: 2 , 10-14 June 2002

[2] Reuter, M., Quirk, K., Zeidler, J., Milstein, L., "Non-linear effects in LMS adaptive filters", Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000 , 1-4 Oct. 2000

[3] Li Yu, Snelgrove, W.M., "A novel adaptive mismatch cancellation system for quadrature IF radio receivers", Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, IEEE Transactions on, Volume: 46, Issue: 6, June 1999 Pages: 789-801

[4] Simon Haykin, "Adaptive Filter Theory", Prentice-Hall, Inc, New Jersey, 1996.

[5] Widrow, B., Glover, J.R. McCool, J.M. Kaunitz, J. Williams, C.S., and Hearn, R.H., "Adaptive noise cancelling : Principles and applications", Proc. IEEE, 63(12), pp. 1692 - 1716, Dec. 1975.

[6] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark Beale, "Neural Network Design", PWS publishing co, 1996.

[7] Mohamed IBNKAHLA, "On the influence of the number of layers on the performance and convergence behavior of the Backpropagation Algorithm", ICASSP on Multidimensional signal processing, Neural Networks, Vol 4, pp. 3209 - 3212, 1997

[8] P.J. Werbos, "Backpropagation theory time : what it is and how to do it", Proceedings of the IEEE, Vol. 78, pp. 1550 - 1560, October 1990.



안 종 구 (Chong Koo An)

1953년 7월 7일생.  
1977년 서울대 전기공학과 졸업.  
1979년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사).  
1989년 Univ. of Texas at Austin (공학박사).

1979~1980년 현대중공업주식회사  
1980~현재 울산대학교 전자공학과교수



추 형 석 (Hyung Suk Chu)

1971년 12월 16일생.  
1997년 울산대 전자공학과 졸업.  
1999년 울산대학교 전자공학과(공학석사)  
2000년~현재 동 대학원 박사과정